

Национальный исследовательский университет "МЭИ"



---

Кафедра РЗиА

Лабораторная работа № 2

«НАИВНЫЙ БАЙЕСОВСКИЙ КЛАССИФИКАТОР. МЕТОД  
ОПОПРНЫХ ВЕКТОРОВ»

Выполнил:	Энтентеев А.Р.
Группа:	Э-13м-19
Проверил	Нухулов С.М.

Москва 2020

# Лабораторная работа №2.

## НАИВНЫЙ БАЙЕСОВСКИЙ КЛАССИФИКАТОР. МЕТОД ОПОПРНЫХ ВЕКТОРОВ

Выполнил Энтентеев Айдар гр. Э-13м-19

In [1]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from collections import Counter
from sklearn import feature_extraction
from sklearn import model_selection
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn import metrics
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import roc_curve
from sklearn.metrics import auc
from sklearn.svm import SVC
```

Загрузка данных для обучения.

In [2]:

```
data = pd.read_csv('spam.csv',encoding='ISO-8859-1').drop(['Unnamed: 2','Unnamed: 3','Unnamed: 4'],axis=1)
data.head()
```

Out[2]:

	v1	v2
0	ham	Go until jurong point, crazy.. Available only ...
1	ham	Ok lar... Joking wif u oni...
2	spam	Free entry in 2 a wkly comp to win FA Cup fina...
3	ham	U dun say so early hor... U c already then say...
4	ham	Nah I don't think he goes to usf, he lives aro...

Вывод круговой диаграммы данных

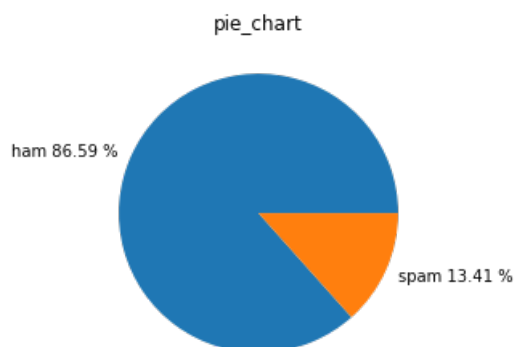
In [3]:

```
y = data["v1"]
X = data['v2']

target = pd.value_counts(y)
ns = str(round(target['ham']/(target['ham']+target['spam'])*100,2))
s = str(round(target['spam']/(target['ham']+target['spam'])*100,2))
target = target.rename({'ham':'ham '+ns+' %','spam':'spam '+s+' %'})
target.plot(kind = 'pie')
plt.title('pie_chart')
plt.ylabel('')
```

Text(0, 0.5, '')

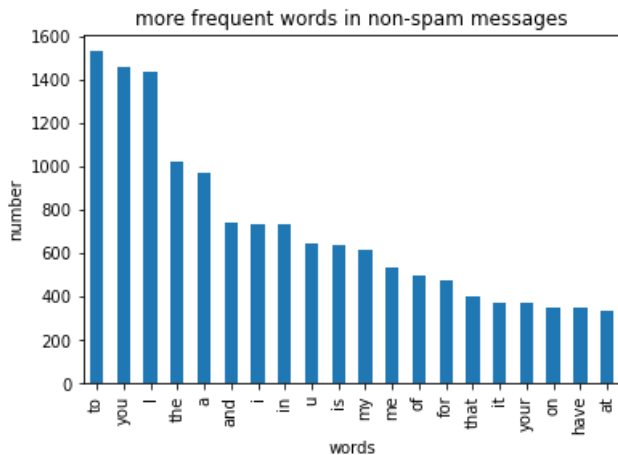
Out[3]:



## Вывод гистограммы наиболее встречающихся слов

In [4]:

```
ham_words = Counter(' '.join(data[data['v1']=='ham']['v2']).split()).most_common(20)
df_ham_words = pd.DataFrame.from_dict(ham_words)
df_ham_words = df_ham_words.rename(columns={0: 'words in non-spam', 1: 'count'})
df_ham_words.plot.bar(x='words in non-spam', legend=False)
y_pos = np.arange(len(df_ham_words['words in non-spam']))
plt.xticks(y_pos, df_ham_words['words in non-spam'])
plt.title('more frequent words in non-spam messages')
plt.xlabel('words')
plt.ylabel('number')
plt.show()
```



## Токенизация данных для возможности применения к текстовым данным численных методов

In [5]:

```
tokenizer = feature_extraction.text.CountVectorizer(stop_words='english')
X = tokenizer.fit_transform(data['v2'])

y = pd.get_dummies(data['v1'])["spam"]
X_train, X_test, y_train, y_test = model_selection.train_test_split(X, y, test_size=0.33, shuffle=True)
```

## Наивный байесовский классификатор

Процесс поиска наиболее оптимального значения  $\alpha$  по частоте правильных ответов. Сглаживающий коэффициент  $\alpha$  отвечает за учет отсутствующих в обучающих выборках данных, и предотвращает нулевые вероятности в дальнейших вычислениях.

In [21]:

```
alpha_range = np.arange(0.1, 20, 0.1)
train_score = []
test_score = []
test_recall = []
test_precision = []

for i in alpha_range:
    model = MultinomialNB(alpha=i)
    model.fit(X_train, y_train)
    y_predict = model.predict(X_train)
    train_score.append(metrics.accuracy_score(y_train, y_predict))
    y_predict = model.predict(X_test)
    test_score.append(metrics.accuracy_score(y_test, y_predict))
    test_recall.append(metrics.recall_score(y_test, y_predict))
    test_precision.append(metrics.precision_score(y_test, y_predict))
```

In [22]:

```
alpha = {'alpha': np.arange(0.1, 20, 0.1)}
kf = KFold(n_splits=5, shuffle=True)
model = MultinomialNB()
gs = GridSearchCV(model, alpha, scoring='accuracy', cv=kf)
gs.fit(X, y)
print(gs.best_params_)
print(gs.best_score_)
```

```
{'alpha': 3.4000000000000004}  
0.9840271795573662
```

In [23]:

```
matrix = np.matrix(np.c_[alpha_range, train_score, test_score, test_recall,  
test_precision])  
models = pd.DataFrame(data = matrix, columns = ['alpha', 'train accuracy',  
'test accuracy', 'test recall', 'test precision'])
```

In [24]:

```
best_value = models['test precision'].max()  
# best_index = models['test precision'].idxmax()  
best_index = models['test accuracy'].idxmax()
```

## Вывод обучения алгоритма, достаточно низкое значение

In [25]:

```
%%time  
model = MultinomialNB(alpha = alpha_range[best_index])  
model.fit(X_train, y_train)
```

```
CPU times: user 1.57 ms, sys: 3.99 ms, total: 5.56 ms  
Wall time: 3.97 ms
```

Out[25]:

```
MultinomialNB(alpha=3.0000000000000004)
```

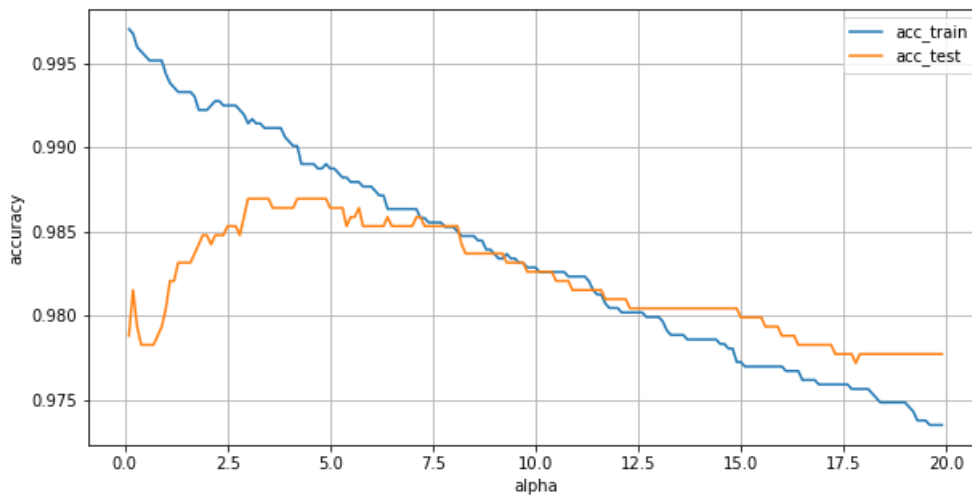
In [10]:

```
model = MultinomialNB(alpha = alpha_range[best_index])  
model.fit(X_train, y_train)
```

```
plt.figure(figsize = [10,5])  
plt.plot(alpha_range,train_score)  
plt.plot(alpha_range,test_score)  
plt.grid("on")  
plt.xlabel('alpha')  
plt.ylabel('accuracy')  
plt.legend(["acc_train","acc_test"])
```

Out[10]:

```
<matplotlib.legend.Legend at 0x7fd3ead4a190>
```



Из графика видно, что оптимальное значение  $\alpha \sim 3.5$ . при это частота правильных ответов  $\sim 0.985$

Матрица ошибок. Видно что FP=7, FN = 17 имеют достаточно низкие значения

In [11]:

```
confusion_matrix1 = confusion_matrix(y_test, model.predict(X_test))  
pd.DataFrame(data = confusion_matrix1, columns = ['predicted ham',  
'predicted spam'], index = ['actual ham', 'actual spam'])
```

Out[11]:

	predicted ham	predicted spam
actual ham	1607	7
actual spam	17	208

Площадь под AUC-ROC кривой

In [13]:

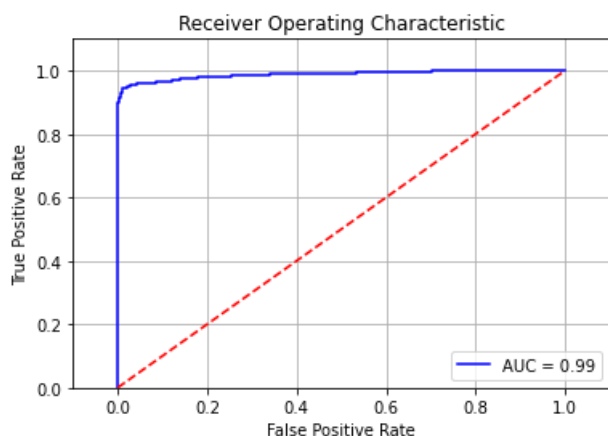
```
y_pred_pr = model.predict_proba(X_test)[: ,1]
fpr, tpr, threshold = metrics.roc_curve(y_test, y_pred_pr)
roc_auc = metrics.auc(fpr, tpr)
print(roc_auc)

0.9881619636644762
```

### Построение AUC-ROC кривой

In [14]:

```
plt.title('Receiver Operating Characteristic')
plt.plot(fpr, tpr, 'b', label = 'AUC = %0.2f' % roc_auc)
plt.legend(loc = 'lower right')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'r--')
plt.xlim([-0.1, 1.1])
plt.ylim([0, 1.1])
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.grid('on')
plt.show()
```



## Вывод:

В данной части был реализован наивный байесовский алгоритм с подбором оптимального значения  $\alpha$

## SVM

Процесс поиска наиболее оптимального значения  $C$  по частоте правильных ответов.  $C$  - L2 коэффициент регуляризации

In [12]:

```
C = {'C': np.arange(0.01, 3, 0.1)}
kf = KFold(n_splits=5, shuffle=True)
model = SVC()
gs = GridSearchCV(model, C, scoring='accuracy', cv=kf)
gs.fit(X, y)
print(gs.best_params_)
print(gs.best_score_)

{'C': 2.41}
0.9809775301704358
```

In [13]:

```
c_range = np.arange(0.01, 3, 0.1)
train_score = []
test_score = []
test_recall = []
test_precision = []

for i in c_range:
    model = SVC(C = i)
    model.fit(X_train, y_train)
```

```

y_predict = model.predict(X_train)
train_score.append(metrics.accuracy_score(y_train, y_predict))
y_predict = model.predict(X_test)
test_score.append(metrics.accuracy_score(y_test, y_predict))
test_recall.append(metrics.recall_score(y_test, y_predict))
test_precision.append(metrics.precision_score(y_test, y_predict))

/home/aidar/anaconda3/lib/python3.7/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1221:
UndefinedMetricWarning: Precision is ill-defined and being set to 0.0 due to no predicted samples. Use `
zero_division` parameter to control this behavior.
_warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))

```

In [15]:

```

matrix = np.matrix(np.c_[c_range, train_score, test_score, test_recall,
test_precision])
models = pd.DataFrame(data = matrix, columns = ['C', 'train accuracy',
'test accuracy', 'test recall', 'test precision'])

```

In [16]:

```

best_value = models['test precision'].max()
# best_index = models['test precision'].idxmax()
best_index = models['test accuracy'].idxmax()

```

## Вывод обучения алгоритма, значение выше, чем у байесовского алгоритма

In [14]:

```

%%time
model = SVC(C = c_range[best_index],probability = True)
model.fit(X_train, y_train)

CPU times: user 3.13 s, sys: 3.98 ms, total: 3.13 s
Wall time: 3.13 s

SVC(C=2.91, probability=True)

```

Out[14]:

In [17]:

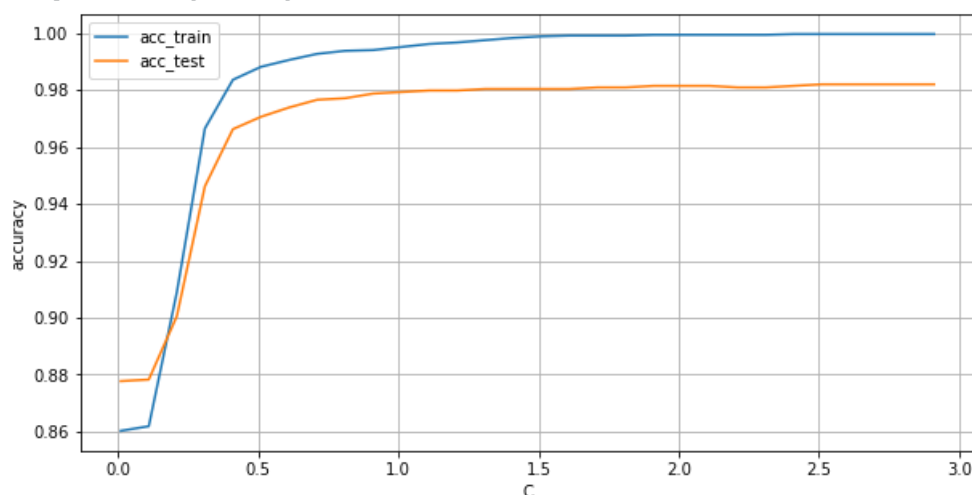
```

model = SVC(C = c_range[best_index],probability = True)
model.fit(X_train, y_train)

plt.figure(figsize = [10,5])
plt.plot(c_range,train_score)
plt.plot(c_range,test_score)
plt.grid("on")
plt.xlabel('C')
plt.ylabel('accuracy')
plt.legend(["acc_train","acc_test"])

```

<matplotlib.legend.Legend at 0x7fd3eaea5450>



Из графика видно, как увеличение C ведет к увеличению ассигасы

Матрица ошибок. Видно что FP=1, FN = 32 имеют достаточно низкие значения. При этом значение precision равно  $1613/(1613+1) = 0,99$ , такому алгоритму можно доверять при выдаче класса 1, а recall равно  $1613/(1613+32) = 0.98$ , также достаточно высокое значение, показывающее как мало ложных срабатываний

In [18]:

```

confusion_matrix1 = confusion_matrix(y_test, model.predict(X_test))
pd.DataFrame(data = confusion_matrix1, columns = ['predicted ham',

```

```
'predicted spam'], index = ['actual ham', 'actual spam'])
```

Out[18]:

	predicted ham	predicted spam
actual ham	1613	1
actual spam	32	193

In [20]:

```
precision = 1613/(1613+1)
print(precision)
recall = 1613/(1613+32)
print(recall)
```

0.9993804213135068

0.9805471124620061

### Площадь под AUC-ROC кривой

In [22]:

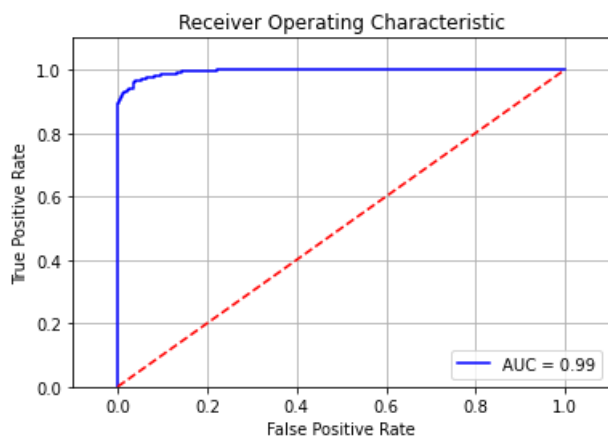
```
y_pred_pr = model.predict_proba(X_test)[: ,1]
fpr, tpr, threshold = metrics.roc_curve(y_test, y_pred_pr)
roc_auc = metrics.auc(fpr, tpr)
print(roc_auc)
```

0.9946773340386142

### Построение AUC-ROC кривой

In [23]:

```
plt.title('Receiver Operating Characteristic')
plt.plot(fpr, tpr, 'b', label = 'AUC = %0.2f' % roc_auc)
plt.legend(loc = 'lower right')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'r--')
plt.xlim([-0.1, 1.1])
plt.ylim([0, 1.1])
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.grid('on')
plt.show()
```



## Вывод

В данной работе были проверена работоспособность двух алгоритмов: метод опорных векторов и наивный байесовский алгоритм (НБА).

В теории хоть метод опорных векторов работает с малым количеством данных из выборки (с опорными векторами), но его время обучения длится дольше, чем у НБА

Однако оба алгоритма показали хорошее качество в способности классификации писем

In [ ]: